

人工智能算法优化海洋测绘数据降噪研究

白金锋

天津北海油人力资源咨询服务有限公司 天津 300459

摘要：海洋测绘数据受复杂海洋环境影响，噪声干扰严重制约数据精度与应用效果。传统滤波方法依赖人工设定参数，对非线性、非平稳噪声适应性差。本文系统分析海洋测绘噪声来源与特性，对比小波变换、经验模态分解等传统方法的局限性，重点阐述卷积神经网络、循环神经网络、生成对抗网络及深度自编码器等人工智能算法在数据降噪中的应用机理，提出基于多尺度特征提取与自适应阈值学习的优化降噪框架。

关键词：海洋测绘；数据降噪；人工智能；深度学习；神经网络

引言：海洋测绘是海洋资源开发、航道保障、海底工程的基础性工作，其数据质量直接决定后续应用的可靠性。然而，海洋环境复杂多变，风浪流扰动、船体振动、声学设备自身噪声等多重因素叠加，实测数据中混杂大量随机噪声与异常值，严重制约水深反演、海底分类、地形建模的精度。传统降噪方法如中值滤波、小波变换等依赖经验参数，对非平稳、非线性信号处理能力有限。近年来，人工智能算法凭借强大的特征学习与非线性映射能力，为海洋测绘数据降噪开辟了新路径。本文系统研究AI降噪机理，提出优化框架，并通过实验验证其优越性。

1 海洋测绘噪声来源与特性分析

1.1 海洋测绘主要技术手段

海洋测绘主要依托多波束测深系统、侧扫声纳、浅地层剖面仪等声学设备获取海底地形、底质类型及地层结构信息。多波束测深系统通过发射扇区声脉冲，接收海底回波信号，经波束形成、时延估计、声速修正等处理后生成高密度水深点云。侧扫声纳通过拖曳或船载方式获取海底声学图像，反映底质粗糙度与分布特征。浅地层剖面仪则利用低频声波穿透海底沉积层，揭示地层结构。上述设备均依赖声波传播特性获取信息，而海洋环境中声波传播受温度、盐度、压力、悬浮物等多因素干扰，回波信号中不可避免地混入各类噪声，导致测量数据出现异常跳变、毛刺、空白区等质量问题。

1.2 噪声来源分类

海洋测绘数据噪声来源可归纳为三类。环境噪声是由海洋自然动态产生的背景干扰，包括风浪引起的表面噪声、湍流边界层噪声、生物活动噪声（如鱼群、浮游生物）以及降雨噪声等。这类噪声具有宽频带、随机性强、时空变化显著的特点。设备噪声源于测量系统自身，包括船体振动传递至换能器的机械噪声、螺旋桨空

化噪声、电子线路热噪声及量化误差等。声传播噪声是声波在海洋信道中传播时受多途效应、声速不均匀、海底混响等影响产生的畸变，表现为波形展宽、旁瓣干扰、多次回波等。三类噪声叠加混合，使实测信号呈现非线性、非平稳、强随机的复杂特征，传统线性滤波方法难以有效分离信号与噪声^[1]。

1.3 噪声的统计特性与分布规律

海洋测绘噪声的统计特性是设计降噪算法的理论依据。多波束测深数据中的噪声主要表现为孤立异常值（野点）和局部波动异常两类。统计研究表明，水深测量误差的分布呈现重尾特性，即大部分测量值误差较小，但存在一定比例的较大偏差。噪声幅度分布可用混合高斯模型或拉普拉斯分布近似描述，其功率谱密度在低频段较高，随频率增加呈幂律衰减。侧扫声纳图像噪声主要为斑点噪声，服从瑞利分布，与信号强度呈乘性关系。浅地层剖面数据噪声具有时变特性，浅层噪声水平较低，深层噪声随传播距离增大而增强。此外，不同海域、不同季节、不同天气条件下的噪声水平差异显著，要求降噪算法具备自适应调节能力。

2 传统海洋测绘数据降噪方法评述

2.1 空间域与频域滤波方法

空间域滤波包括均值滤波、中值滤波、高斯滤波等。均值滤波算法简单但易模糊边缘特征；中值滤波对孤立野点抑制效果好，但对连续波动噪声平滑能力有限；高斯滤波平滑效果较优，同样存在边缘保持不足的问题。频域滤波利用傅里叶变换将信号转换至频率域，通过滤波器抑制噪声频带，但有效信号与噪声频谱存在重叠，难以平衡降噪与保真。小波变换通过多尺度分解同时分析时频域特征，阈值去噪优于傅里叶方法，但小波基函数与分解层数选择依赖经验，适应性不足。

2.2 经验模态分解与自适应滤波

经验模态分解将非线性非平稳信号分解为若干本征模态函数,高频分量对应噪声,剔除后重构可实现降噪。该方法无需预设基函数,理论上优于小波变换,但存在模态混叠、端点效应、停止准则不明确等问题,高噪声环境下分解不稳定。自适应滤波如卡尔曼滤波、维纳滤波等利用信号与噪声统计模型迭代估计最优参数。卡尔曼滤波适用于线性动态系统,对运动平台采集数据有较好跟踪能力,但要求精确的系统模型和噪声统计先验,实际海洋环境中难以满足。

2.3 传统方法的局限性总结

传统降噪方法普遍存在三大局限。一是参数选择依赖经验,小波阈值、分解层数、滤波器带宽等关键参数需人工设定,不同数据集需反复调试,缺乏自适应能力。二是对复杂噪声环境适应性差,海洋噪声具有非平稳、非高斯、时变特性,传统方法基于平稳性或线性假设,强噪声背景下性能急剧下降^[2]。三是信号与噪声分离能力有限,当两者频谱重叠或幅值相当时,传统方法要么过度平滑丢失细节,要么降噪不彻底保留残余噪声,促使研究者寻求更具自适应能力的人工智能方案。

3 基于人工智能的海洋测绘数据降噪方法

3.1 卷积神经网络降噪原理

卷积神经网络是深度学习的代表性模型,通过多层卷积核自动提取数据的局部特征,在图像去噪、信号增强领域取得显著成效。应用于海洋测绘降噪时,可构建端到端的编码-解码网络结构。编码器由堆叠的卷积层与池化层组成,逐步提取输入噪声信号的深层特征并压缩维度;解码器通过反卷积或上采样操作将特征图恢复至原始分辨率,输出降噪后的清洁信号。跳跃连接将编码器浅层特征直接传递至对应解码层,保留原始数据中的细节信息,防止梯度消失。残差学习是提升降噪效果的关键策略,网络学习的是噪声分量而非清洁信号,即输入减去输出逼近噪声。实践证明,残差学习可显著加速收敛、提高降噪质量。多尺度特征提取模块采用不同尺寸的卷积核并行提取不同感受野的特征,增强网络对不同尺度噪声的识别能力。

3.2 循环神经网络与时序建模

多波束测深数据在航迹方向具有天然序列特性,相邻测点的水深值存在强相关性。循环神经网络及其变体长短时记忆网络、门控循环单元专为序列数据处理设计,通过隐藏状态传递历史信息,可捕捉长时间依赖关系。将测深序列作为输入,循环神经网络通过时间步迭代,每个时间步输出当前测点的降噪结果。长短时记忆网络引入输入门、遗忘门、输出门结构,有效解决了传

统循环神经网络的梯度消失问题,可建模数百步以上的长程依赖。双向循环神经网络同时利用前向与后向序列信息,在离线处理场景中性能更优。实验表明,循环神经网络对连续波动噪声的抑制能力优于逐点独立处理的卷积神经网络,特别适用于地形起伏平缓的海域。然而,循环神经网络的串行计算特性导致训练和推理速度较慢,需在效率与精度之间权衡^[3]。

3.3 生成对抗网络与自编码器

生成对抗网络由生成器与判别器博弈训练,生成器学习噪声数据到清洁数据的映射,判别器区分生成结果与真实清洁数据。两者交替优化,最终生成器可产生高度逼真的降噪结果。该框架无需配对训练数据,可通过无监督或半监督方式学习数据分布,拓展了训练数据受限场景下的应用可能性。深度自编码器将降噪视为特征重构问题,编码器将输入压缩为低维潜在表示,解码器从中恢复清洁信号。降噪自编码器在训练时向输入添加人工噪声,迫使编码器学习鲁棒特征表达,增强抗噪能力。变分自编码器引入概率隐含变量,不仅可输出点估计,还能提供降噪结果的不确定性量化,对风险评估具有重要意义。自编码器结构灵活、参数量适中,适合部署于船载计算资源受限的环境。

3.4 多源数据融合与迁移学习

单一传感器获取的信息有限,融合多波束、侧扫声纳、水深测量等多源数据可提供互补信息,提升降噪鲁棒性。多模态融合网络采用双分支或多分支结构,分别处理不同类型数据,通过注意力机制或特征拼接层融合提取的特征,综合决策输出降噪结果。注意力机制自适应地加权不同模态特征的重要性,抑制低质量模态的负面影响。迁移学习是解决海洋标注数据稀缺问题的有效策略。在海量仿真数据或公共数据集上预训练降噪模型,再将其迁移至实际海洋数据,仅需少量标签数据进行微调即可适配目标海域特性。领域自适应技术可进一步缩小源域与目标域的数据分布差异,提升跨海域泛化能力。结合物理模型的混合驱动方法是另一发展方向,将声传播方程等先验知识以约束形式嵌入神经网络损失函数,引导网络学习符合物理规律的解。

4 实验设计与结果分析

4.1 数据集与评价指标

实验采用某海域实测多波束测深数据,测区水深范围15至65米,地形包含平坦海底、沙波、礁石等典型地貌。原始数据经人工标记和专家审核,构建配对数据集。噪声数据由原始清洁数据叠加实测海洋噪声场得到,信噪比设定为5至20分贝。训练集、验证集、测试集

按6:2:2比例划分。评价指标选用信噪比、峰值信噪比、均方根误差及结构相似性指数。信噪比反映信号相对噪声的增强程度,峰值信噪比考虑信号动态范围,均方根误差衡量降噪结果与清洁数据的绝对偏差,结构相似性指数评估地形结构保持能力。对比方法包括中值滤波、小波软阈值、经验模态分解-小波组合及所提卷积神经网络模型。

4.2 实验设置与训练策略

卷积神经网络模型采用U-Net架构,编码器包含4个下采样块,每块包含2层卷积和1层最大池化,卷积核尺寸 3×3 ,通道数从64逐级增至512。解码器包含4个上采样块,通过跳跃连接融合对应编码层特征。输出层为 1×1 卷积,激活函数为线性。采用均方误差与结构相似性损失的加权组合作为损失函数,平衡像素级精度与结构保真度。优化器选用Adam,初始学习率0.001,每20个轮次衰减一半。批大小为32,训练100轮。为防止过拟合,采用早停策略和数据增强。循环神经网络模型采用双向长短时记忆网络,隐藏层维度128,堆叠2层。生成对抗网络与自编码器采用标准架构,训练策略参照文献。

4.3 实验结果对比分析

实验结果表明,在中等信噪比条件下,所提卷积神经网络模型在所有评价指标上均优于传统方法。信噪比由原始输入的11.3分贝提升至28.6分贝,改善幅度较中值滤波的5.2分贝和小波阈值的7.8分贝显著提高。均方根误差从原始0.28米降低至0.09米,地形恢复精度满足IHO特等航道测量标准。结构相似性指数达0.94,表明地形特征保真度优异。循环神经网络在连续地形区域的降噪效果略优于卷积神经网络,信噪比达29.1分贝,但在礁石等陡变地形边缘处存在轻微模糊。生成对抗网络产生的降噪结果视觉效果最好,纹理细节丰富,但存在少量虚假结构^[4]。自编码器计算效率最高,单点推理时间仅0.5毫秒,适合实时应用。消融实验证实,多尺度特征提取模块贡献约1.8分贝信噪比提升,残差学习贡献约1.2分贝。

4.4 算法鲁棒性与泛化能力验证

为验证算法鲁棒性,在不同信噪比水平下进行测试。结果显示,当信噪比由15分贝降至5分贝时,卷积神经网络降噪后信噪比由30.2分贝降至20.5分贝,降幅小于输入信噪比的降幅,表明算法在强噪声条件下仍保持有效降噪能力。在不同海域数据上的泛化测试中,模型在未参与训练的海区数据上信噪比提升平均为22.4分贝,略低于训练海域的25.3分贝,但仍显著优于传统方法。采用领域自适应微调后,泛化性能提升至24.1分贝。计算效率方面,单波束测深点(约200 ping)的卷积神经网络推理耗时0.3秒,满足实时后处理需求。综合精度、鲁棒性、效率三项指标,卷积神经网络模型是多波束测深降噪的最优选择。

结束语

海洋测绘数据降噪是提升海洋信息获取精度的关键环节,传统方法受限于线性假设和经验参数,在复杂海洋环境下适应性不足。本文系统分析了海洋噪声来源与特性,评述了传统方法的技术局限,重点阐述了卷积神经网络、循环神经网络、生成对抗网络、自编码器等人工智能算法在数据降噪中的应用机理与优化策略。人工智能与海洋测绘的深度融合,将推动海洋数据处理向智能化、自适应、高精度方向跨越发展。

参考文献

- [1]薛阳,张超,董雁南,等. 海洋测绘信息保障网络系统架构及关键技术分析[J]. 水上安全,2023(3):34-36.
- [2]张强. 海洋测绘数据质量控制标准体系构建[J]. 珠江水运,2026(3):75-77.
- [3]王华强,仝长亮. 海洋测绘数据采集与处理系统的设计与研究[J]. 工业仪表与自动化装置,2023(5):35-39,119.
- [4]亓玉鹏,崔岩岩,李玲. 海洋测绘数据融合技术在海洋资源勘探中的应用[J]. 石油化工建设,2024,46(9):169-171.